

基于GWO-ELM的高速铣削力预测模型研究

仵景岳 尹凝霞 吕亮亮 麦青群

(广东海洋大学机械与动力工程学院, 湛江 524088)

文 摘 针对TC4钛合金、7574铝合金、AISI304不锈钢及45#钢等宇航材料在高速铣削过程中的高速铣削力预测问题,引入基于灰狼算法(GWO)改进的极限学习机(ELM)模型构建高速铣削力预测模型,利用二阶多元回归模型分析确定隐含层节点数,预测结果与BP、RBF、ELM等七种预测模型和实验结果进行比较。研究表明:基于GWO-ELM的高速铣削力预测模型隐含层节点数可以利用二阶多元回归模型分析确定,预测模型的准确率为98.8%、决定系数达到0.988 71优于其他预测模型,故基于GWO-ELM的高速铣削力预测模型具有可行性和准确性,该研究结果可为GWO-ELM模型隐含层节点数的确定及高速铣削力预测模型的选择提供参考与借鉴。

关键词 宇航材料,高速铣削力,灰狼算法(GWO),极限学习机(ELM)

中图分类号:TH161

DOI:10.12044/j.issn.1007-2330.2024.05.003

Research on Prediction Model of High-Speed Milling Force Based on GWO-ELM

WU Jingyue YIN Ningxia LYU Liangliang MAI Qingqun

(College of Mechanical and Power Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088)

Abstract Aiming at the problem of high-speed milling force prediction of aerospace materials such as TC4 titanium alloy, 7574 aluminum alloy, AISI304 stainless steel, and 45# steel in the process of high-speed milling, this paper introduced the grey wolf algorithm (GWO) to improve the extreme learning machine (ELM) model to build the high-speed milling force prediction model, the second-order multiple regression model was used to analyze and determine the number of hidden layer nodes, the prediction results were compared with seven prediction models and experimental results, such as BP, RBF, ELM, etc. The research results show that the number of hidden layer nodes of the high-speed milling force prediction model based on GWO-ELM can be determined by the second-order multiple regression model, the accuracy of the prediction model is 98.8%, and the determination coefficient of 0.988 71 is better than other prediction models. Therefore, the high-speed milling force prediction model based on GWO-ELM is feasible and accurate. The research results of this paper provide a reference for the determination of the number of hidden layer nodes of the GWO-ELM model and the selection of the high-speed milling force prediction model.

Key words Aerospace materials, High-speed milling force, Grey wolf algorithm (GWO), Extreme learning machine (ELM)

0 引言

TC4钛合金、7574铝合金、AISI304不锈钢及45#钢因在恶劣条件下具有良好的综合性能而被广泛应用在航天、船舶等科技领域^[1-2],其中钛合金与不锈钢都属

于典型的难加工材料。高速铣削加工技术克服了难加工材料的加工难点^[3],而高速铣削力是影响铣削加工质量与刀具磨损的一个重要因素,同时铣削力也是设计铣床、夹具、计算铣削功率的重要参数^[4],故高速铣削力

收稿日期:2022-06-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51375099);广东省教育厅特色创新类项目(2017KTSCX086);广东海洋大学科研启动费资助项目(E15168)

第一作者简介:仵景岳,1996年出生,硕士研究生,主要从事先进制造及其检测技术工作。E-mail:wujy9600@163.com

通信作者:尹凝霞,1975年出生,博士,副教授,硕士生导师,主要从事CFD/CAE分析工作。E-mail:yinnx@gdou.edu.cn

的预测成为一个重要的研究方向,。

现阶段铣削力预测模型常用多元回归分析预测模型^[5]、微元铣削力预测模型^[6]和有限元预测模型^[7],其中多元回归分析模型可以体现铣削力与参数的数学规律^[8],但只能预测铣削力的最值,且为保证拟合公式准确性需要大量的实验数据^[9];微元铣削力预测实现了铣削力在数学表达式上的统一,但其通过几何分析、近似边界分析来获得瞬时接触区域^[10],导致预测精度低;有限元预测模型是瞬态铣削力预测的重要手段,由于在模拟过程中忽略了刀具的磨损、机床的振动,使得预测值与真实值存在误差^[11]。因上述常用方法只能预测最值或预测误差较大,而人工神经网络预测模型具有信息储存、自学习及非线性式的信息处理能力,可以实现对数据的准确预测,故有更多的研究人员将其应用在金属加工领域^[12-13]。

本文在分析高速铣削力影响因素的基础上,引入基于灰狼算法(GWO)^[14]改进的极限学习机(ELM)模型构建高速铣削力预测模型,将影响高速铣削力的因素作为预测模型的输入项,利用二阶多元回归模型分析确定隐含层节点数,预测结果与BP、RBF、ELM等七种预测模型和实验结果进行比较,拟为高速铣削力的预测研究提供参考。

1 高速铣削力影响因素分析

高速铣削力在实际的加工过程中会受到不同因素影响,如铣削参数、工件材料、冷却条件、刀具参数等,因平面铣削加工的轴向力 F_x 关于零轴对称分布且波动较小,故本文铣削力预测模型针对 F_{xy} 进行预测。文献[15-17]研究了主轴转速 n 、每齿进给量 f 、轴向铣削深度 a_p 及径向铣削深度 a_r 对于铣削力的影响,其中轴向铣削深度 a_p 及径向铣削深度 a_r 对铣削力影响最大,每齿进给量 f 的影响次之,最小的因素是主轴转速 n 。文献[18-21]研究了刀具前角 γ 、螺旋角 β 、刀具齿数 Z 对铣削力的影响,其中刀具齿数 Z 对铣削力的影响最大,而前角 γ 及螺旋角 β 对铣削力的影响不及刀具齿数 Z ,但对于刀具直径 d 的关注较少。文献^[22]综合比较了铣削参数与刀具角度对铣削力的影响,通过独立输入参数的显著性分析得知铣削参数对铣削力的影响大于刀具角度。文献[23-25]在建立神经网络预测模型时,更多考虑了轴转速 n 、每齿进给量 f 、轴向铣削深度 a_p 对铣削力的影响。

基于以上分析,本文对铣削力的影响因素进行综合考虑,选择建立在工件布氏硬度 HB 、刀具直径 d 、刀具齿数 Z 、每齿进给量 f 、主轴转速 n 、轴向铣削深

度 a_p 及径向铣削深度 a_r 等因素影响下的高速铣削力 F_{xy} 人工神经网络预测模型,关于冷却条件更多是降低铣削温度与刀具磨损从而实现对铣削力间接的影响,故本文不做考虑。

2 基于GWO-ELM的高速铣削力预测模型建立

2.1 极限学习机(ELM)

极限学习机是由输入层、隐含层、输出层构成的单隐含层前馈神经网络,在合适的网络结构条件下,可以实现无差别拟合任意连续函数且具有较强的泛化能力,将工件布氏硬度 HB 、刀具直径 d 、刀具齿数 Z 、每齿进给量 f 、主轴转速 n 、轴向铣削深度 a_p 及径向铣削深度 a_r 作为高速铣削力预测模型的输入层,算法模型的实现过程如下^[26]:

令 (a, b) 表示隐含层节点阈值与输入权重;训练集 (x, t) ;隐含层映射函数 $f(x)$;输出权重 β ;隐含层节点 L ;学习误差为 O_j 。

$$O_j = \left\| \sum_{j=1}^L \beta_j f(a_j, b_j, x) - t \right\| \quad (1)$$

使隐含层的输出矩阵为 H ,则公式(1)如下:

$$O = \| H\beta - t \| \quad (2)$$

当学习误差减小至0时:

$$H\beta = T \quad (3)$$

根据公式(3)求取权重值 β 的过程就是极限学习机的学习过程。

如果隐含层节点的数目等于训练集的数目,则训练集是无误差的,并且 H^{-1} 是 H 的逆矩阵。

$$\beta = H^{-1}t \quad (4)$$

此时的学习过程表示为:

$$\| H\hat{\beta} - t \| = \min_{\beta} \| H\beta - t \| \quad (5)$$

输出权重公式为:

$$\hat{\beta} = H^+t \quad (6)$$

2.2 基于GWO-ELM的预测模型

通过ELM算法实现过程可知,ELM模型隐含层存在随机偏差会导致预测模型性能下降,为达到全局最优解的效果使用GWO算法平衡全局搜索和局部寻优,GWO-ELM算法流程图如图1所示,网络结构如图2所示。

GWO算法是一种基于灰狼捕猎行为的群体智能优化算法,在灰狼种群中有严格的等级划分,狼王对灰狼的围剿、狩猎、攻击和搜索等行为进行指挥,其数学模型如下^[27]:

$$\vec{D} = \left| \vec{M} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{N} \cdot \vec{D} \quad (8)$$

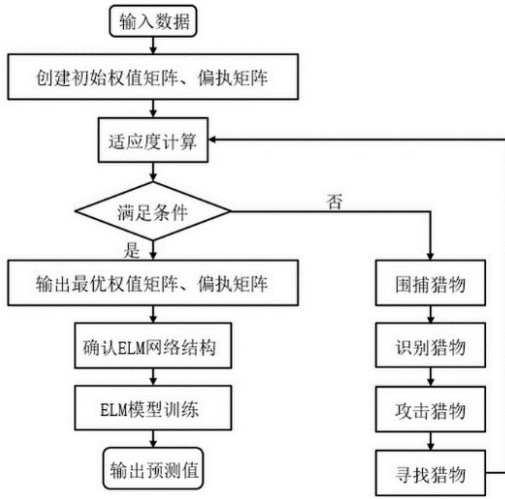


图1 GWO-ELM算法流程图

Fig. 1 Flow chart of GWO-ELM algorithm

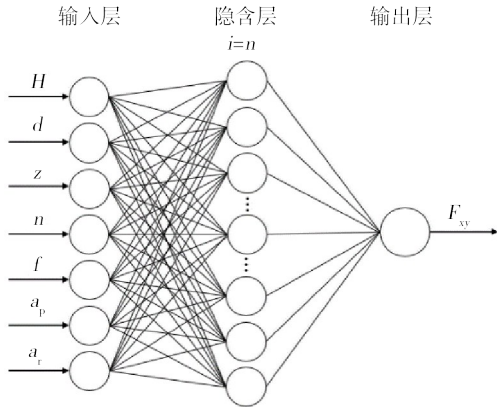


图2 预测高速铣削力神经网络结构

Fig. 2 Prediction of neural network structure of high-speed milling force

$$\vec{M} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (9)$$

$$\vec{N} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (10)$$

由式(8)表示灰狼与猎物之间的距离,式(9)表示灰狼的位置, t 为迭代次数, \vec{N} 、 \vec{M} 为系数向量, $\vec{X}_p(t)$ 为猎物的位置向量, $\vec{X}(t)$ 为灰狼的位置向量, \vec{a} 为收敛因子, \vec{r}_2 、 \vec{r}_1 为随机数 $[0, 1]$ 。

灰狼 α 命令灰狼 β 和灰狼 δ 包围猎物,并命令灰狼 ω 根据灰狼 α 、灰狼 β 和灰狼 δ 的位置更新自己的位置。狩猎的数学模型如下:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{M}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{M}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{M}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \end{cases} \quad (11)$$

式中, \vec{D}_α 、 \vec{D}_β 、 \vec{D}_δ 表示狼之间的距离; \vec{X}_α 、 \vec{X}_β 、 \vec{X}_δ 、 \vec{X} 表示灰狼的当前位置;以及 \vec{M}_1 、 \vec{M}_2 、 \vec{M}_3 为随机向量。

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - N_1 \cdot (\vec{D}_\alpha) \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - N_2 \cdot (\vec{D}_\beta) \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - N_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \end{cases} \quad (12)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (13)$$

公式(12)定义了灰狼个体的方向,公式(13)定义了灰狼的最终位置。

最终的攻击行为通过减少一个 \vec{a} 来减小 \vec{N} 波的波动范围。另一方面,搜索行为通过 \vec{N} 大于1或小于-1将灰狼与猎物分离,并再次搜索最优解,直到训练集结果达到设定值以内,训练终止。

3 高速铣削力预测模型实例分析

3.1 高速铣削力实验数据获取

高速铣削力实验数据来源为本课题组实验数据^[9],实验设计如表1所示,采用VMC1000P立式加工中心、Kistler9119AA1铣削力测试系统,刀具采用螺旋角 30° 、后角 15° 、前角 5° 的整体硬质合金螺旋立铣刀,铣削加工45#钢、AISI304不锈钢、7574铝合金等工件材料平面,实验数据如表2所示。

表1 高速铣削力实验因素与水平

Tab. 1 Experimental factors and levels of high-speed milling force

| 工件材料 | d/mm | Z | $n/(r/min)$ | $f/(mm/z)$ | a_p/mm | a_f/mm |
|----------------|--------|-----|-------------|------------|----------|----------|
| 45#钢 | | | 5 000 | 0.04 | 0.1 | |
| | | | 8 000 | 0.12 | 0.2 | |
| | | | 11 000 | 0.2 | 0.3 | |
| AISI304 不锈钢 | | | 8 000 | 0.08 | 1 | 2 |
| | | | 10 000 | 0.10 | 2 | 3.5 |
| | | | 12 000 | 0.12 | 3 | 5 |
| 7574 铝合金 | | | 5 000 | 0.04 | 0.1 | |
| | | | 8 000 | 0.12 | 0.2 | |
| | | | 11 000 | 0.2 | 0.3 | |

3.2 高速铣削力预测模型的隐含层节点数

通过ELM的算法实现过程和GWO-ELM算法的流程图可知,隐含层节点数是影响GWO-ELM预测模型准确率的重要因素,建立基于实验数据的 F_{xy} 二阶多元回归模型:

$$\begin{aligned} F_{xy} = & -1\ 659 + 20.5H - 46.3d - 3Z + 0.035\ 9n - \\ & 2\ 548f - 882a_p - 42a_r - 0.061H^2 + 4.09d^2 + \\ & 3.3Z^2 - 0.00\ 000\ 2n^2 - 599f^2 - 45.52a_p^2 - \\ & 1.60a_r^2 - 0.001\ 13H \cdot n + 16.2H \cdot f + 4.86H \cdot a_p + \\ & 0.39H \cdot a_r - 2.2d \cdot z - 1.71d \cdot a_r + 0.012\ 7n \cdot f + \\ & 0.015\ 55n \cdot a_p + 0.002\ 4n \cdot a_r + 639f \cdot a_p + \\ & 33.6f \cdot a_r + 27.4a_p \cdot a_r \end{aligned} \quad (14)$$

表2 高速铣削力实验数据

Tab. 2 Experimental data of high-speed milling force

| 编号 | 硬度/HB | d/mm | Z | $n/(r \cdot \min^{-1})$ | $f/(mm \cdot z^{-1})$ | a_p/mm | a_f/mm | F_{xy}/N |
|-----|-------|--------|-----|-------------------------|-----------------------|----------|----------|------------|
| 1 | 157.7 | 10 | 4 | 8 000 | 0.2 | 0.2 | 5 | 67.58 |
| 2 | 157.7 | 10 | 4 | 5 000 | 0.04 | 0.2 | 3.5 | 34.94 |
| 3 | 157.7 | 10 | 4 | 11 000 | 0.2 | 0.2 | 3.5 | 60.43 |
| 4 | 157.7 | 10 | 4 | 8 000 | 0.12 | 0.1 | 2 | 26.24 |
| 5 | 157.7 | 8 | 3 | 8 000 | 0.12 | 0.2 | 3.5 | 48.43 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 114 | 180 | 12 | 4 | 12 000 | 0.12 | 3 | 3.5 | 530.21 |
| 115 | 180 | 10 | 4 | 8 000 | 0.1 | 2 | 3.5 | 342.85 |
| 116 | 180 | 10 | 4 | 12 000 | 0.08 | 3 | 3.5 | 503.25 |
| 117 | 180 | 10 | 4 | 10 000 | 0.1 | 2 | 3.5 | 398.50 |

可以看出在二阶模型中线性因素有7项、平方因素有7项、双因子交互作用的因素共有12项,影响高速铣削力的因素共有35项,通过方差分析可得标准化效应正态图,如图3所示,显著影响铣削力的因素是每齿进给量 f 、主轴转速 n 、轴向铣削深度 a_p ,隐含层节点数根据影响因素数量分别设置为 $i=3、7、12、19、26、35$ 。

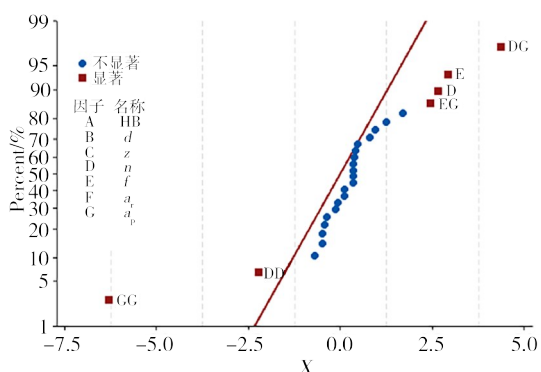


图3 标准化效应正态图

Fig. 3 Normal graph of standardization effect

将归一化的高速铣削力实验数据输入GWO-ELM预测模型中,最大迭代次数为1 000,适应度曲线如图4所示,可以看出在相同迭代次数条件下隐含层节点数越多的算法模型其适应度值更小,故隐含层节点越多的算法模型收敛性和稳定性越好。

使用均方根误差(RMSE)及决定系数(R^2)对网络模型预测效果进行评价, R^2 值越接近1,则拟合程度越高。由表3可知,当隐含层节点数 $i=26$ 时,GWO-ELM模型预测结果达到最优,且 R^2 值更接近1($R^2=0.98871$)。

当隐含层节点数 $i=26$ 时,GWO-ELM预测模型具有最佳的收敛性、稳定性、拟合程度及预测准确率,故预测模型结构如图5所示。GWO-ELM预测模型合适的隐含层节点数与高速铣削力的二阶多元回

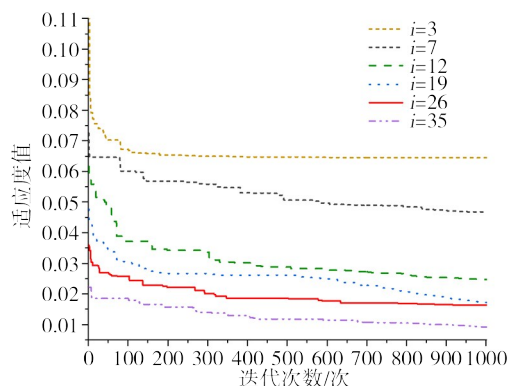


图4 GWO-ELM模型适应度曲线

Fig. 4 Fitness curve of GWO-ELM model

表3 预测模型评价指标

Tab. 3 Evaluation index of prediction model

| 节点数 | $i=3$ | $i=7$ | $i=12$ | $i=19$ | $i=26$ | $i=35$ |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| RMSE | 0.036 37 | 0.051 66 | 0.050 06 | 0.033 87 | 0.012 79 | 0.068 51 |
| R^2 | 0.918 65 | 0.936 51 | 0.894 22 | 0.968 14 | 0.988 71 | 0.858 66 |

归模型的影响因子数量一致,基于此可以发现,GWO-ELM高速铣削力预测模型的隐含层节点数由对铣削力有影响的因素及其平方交互项数量决定。

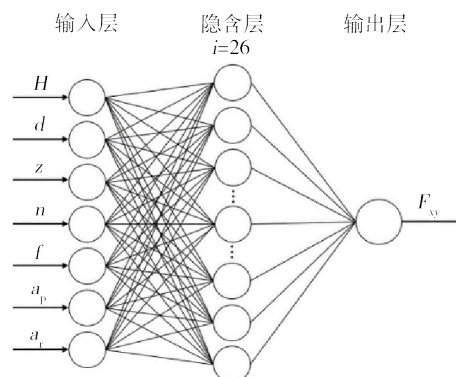


图5 GWO-ELM高速铣削力预测模型结构

Fig. 5 Structure of GWO-ELM high speed milling force prediction model

3.3 高速铣削力预测模型结果分析

在MATLAB中分别构建BP网络模型、RBF网络模型、ELM模型、GA-BP网络模型、PSO-BP网络模型、GA-ELM模型、GWO-ELM模型和SSA-ELM模型,将归一化的高速铣削力实验数据按12:1的比例随机分为学习组与测试组,输入构建的预测模型,预测值输出如图6所示,ELM预测模型由于其泛化能力强的优势,准确率高于BP预测模型与RBF预测模型,而算法优化后神经网络预测模型的准确率大幅提高,GWO-ELM预测模型与GA-ELM预测模型的均方根误差都为0.012,相较ELM预测模型,预测准确率提高了80.3%。

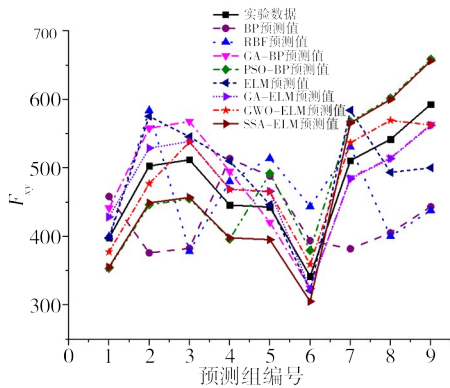


图6 高速铣削力预测值与实验数据

Fig. 6 Prediction of high-speed milling force and sample data

通过决定系数与适应度值对GWO-ELM预测模型与GA-ELM模型进行比较,决定系数与适应度值如表4所示,GWO-ELM模型与GA-ELM模型均方根误差都是0.012,但GWO-ELM模型决定系数更接近于1($R^2 = 0.98871$),且GWO-ELM模型适应度曲线值0.01732,低于GA-ELM模型适应度曲线值0.02907,故GWO-ELM预测模型比GA-ELM模型更适合对高速铣削力进行预测。

表4 各模型评价指标

Tab. 4 Evaluation index of each model

| 预测模型 | RMSE | R^2 | 适应度 |
|---------|-------|---------|---------|
| GWO-ELM | 0.012 | 0.98871 | 0.01732 |
| GA-ELM | 0.012 | 0.95896 | 0.02907 |

4 高速铣削力预测模型验证

通过实验对高速铣削力预测模型结果进行验证,使用VMC1000P立式加工中心、Kistler9119AA1铣削力测试系统、刀具参数与上文刀具参数保持一致,对TC4钛合金进行平面铣削实验,实验数据如表5所示,将归一化的实验数据输入构建好的GWO-ELM模型与GA-ELM模型中,由图7可知,GWO-ELM模型和GA-ELM模型预测结果都与实验数据趋

势一致,但GWO-ELM模型准确率与拟合程度明显优于GA-ELM模型,与前文预测模型对比结果一致,故GWO-ELM神经网络模型是预测效果更佳的高速铣削力预测模型,准确率为98.8%。

根据实验验证可知,选择工件布氏硬度 HB 、刀具直径 d 、刀具齿数 Z 、每齿进给量 f 、主轴转速 n 、轴向铣削深度 a_p 及径向铣削深度 a_r 等因素作为输入项的GWO-ELM模型,可以较为准确地预测高速铣削力,对于输入项工件布氏硬度 HB 而言,热处理可以通过改变工件材料表面和内部的金相组织从而改变工件布氏硬度,但同时改变了工件材料的抗拉强度、抗压强度等性能,工件材料经过热处理后,需要根据其新的工件性能重新选择铣削参数,从而保证GWO-ELM模型对高速铣削力预测的准确率。

表5 高速铣削实验数值

Tab. 5 Experimental value of High-Speed Milling

| 编号 | 硬度/ HB | d / mm | Z | n / ($r \cdot \min^{-1}$) | f / ($mm \cdot z^{-1}$) | a_p / mm | a_r / mm | F_{xy} / N |
|----|-----------|-------------|-----|----------------------------------|--------------------------------|---------------|---------------|-----------------|
| 1 | 285 | 12 | 4 | 12 000 | 0.04 | 0.15 | 8 | 388.734 7 |
| 2 | 285 | 12 | 4 | 12 000 | 0.04 | 0.2 | 8 | 541.486 5 |
| 3 | 285 | 12 | 4 | 12 000 | 0.04 | 0.25 | 8 | 616.351 3 |
| 4 | 285 | 12 | 4 | 13 000 | 0.04 | 0.15 | 8 | 337.699 3 |
| 5 | 285 | 12 | 4 | 13 000 | 0.04 | 0.2 | 8 | 507.463 |
| 6 | 285 | 12 | 4 | 13 000 | 0.04 | 0.25 | 8 | 647.280 9 |
| 7 | 285 | 12 | 4 | 14 000 | 0.04 | 0.15 | 8 | 379.566 2 |
| 8 | 285 | 12 | 4 | 14 000 | 0.04 | 0.2 | 8 | 543.754 8 |
| 9 | 285 | 12 | 4 | 14 000 | 0.04 | 0.25 | 8 | 648.774 1 |

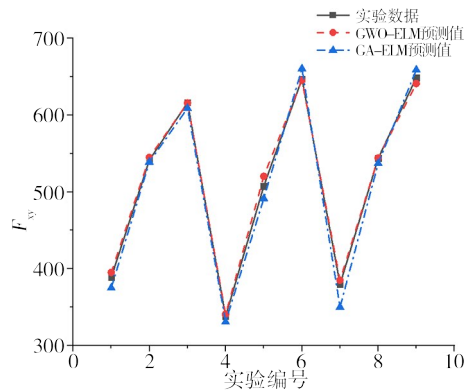


图7 模型预测结果与实验结果

Fig. 7 Model prediction results and experimental results

5 结论

(1)本文基于GWO改进ELM算法模型构建高速铣削力预测模型,与ELM预测模型、SSA-ELM预测模型和GA-ELM预测模型、BP网络模型、GA-BP网络模型、PSO-BP网络模型和RBF网络模型进行比较,并通过实验对基于GWO-ELM的高速铣削力预

测模型进行验证,其预测结果的准确率98.8%,预测模型的決定系数达到0.98871,故GWO-ELM模型在高速铣削力的预测中具有明显优势。

(2)隐含层节点数是影响GWO-ELM预测模型的准确率的重要因素,可以通过二阶多元回归模型的影响因子数量来确定GWO-ELM预测模型隐含层节点数,为GWO-ELM预测模型隐含层节点数的确定提供新的思路。

参考文献

[1] ZHANG P, SHAN L, SU X, et al. Microstructure and tribological performance of CrTiSiCN coatings on 316L and TC4 in seawater[J]. Tribology International, 2021, 156: 106832.

[2] 邓运来, 张新明. 铝及铝合金材料进展[J]. 中国有色金属学报, 2019, 29(9): 2115-2141.

DENG Y L, ZHANG X M. Development of aluminium and aluminium alloy[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2019, 29(9): 2115-2141.

[3] LU Y J, TAO C. Research on cutting performance in high-speed milling of TC11 titanium alloy using self-propelled rotary milling cutters[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(7-8): 2125-2135.

[4] 赵凯, 刘战强. 铣削力预测方法和影响因素综述[J]. 机械科学与技术, 2015, 34(08): 1190-1200.

ZHAO K, LIU Z Q. An overview on milling force prediction methods and influencing factors [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2015, 34 (08) : 1190-1200.

[5] BERCZYŃSKI S, GUTOWSKI P. Identification of the dynamic models of machine tool supporting systems. Part I: An algorithm of the method [J]. Journal of Vibration and Control, 2006, 12(03): 257-277.

[6] 万敏, 张卫红. 铣削过程中误差预测与补偿技术研究进展[J]. 航空学报, 2008, 29(05): 1340-1349.

WAN M, ZHANG W H. Overviews of technique research progress of form error prediction and error compensation in milling process [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2008, 29(05): 1340-1349.

[7] HU F, LI D. Modelling and simulation of milling forces using an arbitrary lagrangian-eulerian finite element method and support vector regression[J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2012, 153(02): 461-484.

[8] ACHUTHAMENON S P, RAMAKRISHNASAMY R, PALANIAPPAN G, et al. Multi-response optimization of end milling parameters for Al-Zn-Mg/SiC co-continuous composite using response surface methodology [J]. Materials Science/ Medziagotyra, 2019, 25(04): 471-477.

[9] 薛姣, 李广慧, 尹凝霞, 等. 基于响应曲面法的高速内冷铣削 AISI304 不锈钢铣削力[J]. 宇航材料工艺, 2020, 50(03): 28-32.

宇航材料工艺 <http://www.yhclgy.com> 2024年 第5期

XUE J, LI G H, YIN N X, et al. Force of high speed internal cooling milling AISI304 stainless based on response surface methodology [J]. Aerospace Materials & Technology, 2020, 50(03): 28-32.

[10] OSCAR GONZALO J B, HARITZ J, CARMEN S. A method for the identification of the specific force coefficients for mechanistic milling simulation [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2010, 50(09): 765-774.

[11] WANG B, ZUO J, WANG M, et al. Prediction of milling force based on numerical simulation of oblique cutting [J]. Materials and Manufacturing Processes, 2012, 27 (10) : 1011-1016.

[12] ZAIN A M, HARON H, SHARIF S. Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37 (02): 1755-1768.

[13] 王凌云, 黄红辉. 基于BP网络的注塑成型模具硬态高速铣削力研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2010(06): 2218-2223.

WANG L Y, HUANG H H. Milling force of plastic mold parts in high speed hard milling based on BP neural network [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2010(06): 2218-2223.

[14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.

[15] NALBANT M, ALTIN A, GOEKKAYA H. The effect of cutting speed and cutting tool geometry on machinability properties of nickel-base Inconel 718 super alloys [J]. Materials & Design, 2008, 28(04): 1334-1338.

[16] PAL PANDIAN P, PRABHU RAJA V, SAKTHIMURUGAN K. Surface error compensation in HSM of thin wall structures [J]. International Journal of Engineering and Science Invention, 2013, 2 (02) , https://www.ije-online.com/technical_references/pdfs/mechanical_engineering/Surface%20Error%20Compensation.pdf

[17] SHARMA B. Effect of parameters like spindle speed, depth of cut and feed rate on the cutting force of a single point cutting tool [J]. International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology, 2020, 4(12): 525-530.

[18] SAGLAM H, YALDIZ S, UNSACAR F. The effect of tool geometry and cutting speed on main cutting force and tool tip temperature [J]. Materials and Design, 2007, 28 (01) : 101-111.

[19] FULEMOVA J, JANDA Z. Influence of the cutting edge radius and the cutting edge preparation on tool life and cutting forces at inserts with wiper geometry [J]. Procedia Engineering, 2014, 69: 565-573.

[20] SAUERA K, WITTA M, PUTZAB M. Influence of cutting edge radius on process forces in orthogonal machining of

carbon fibre reinforced plastics (CFRP) [J]. *Procedia CIRP*, 2019, 85: 218–223.

[21] WYEN C F, WEGENER K. Influence of cutting edge radius on cutting forces in machining titanium [J]. *CIRP Annals Manufacturing Technology*, 2010, 59(01): 93–96.

[22] 潘永智, 艾兴, 唐志涛, 等. 基于切削力预测模型的刀具几何参数和切削参数优化 [J]. *中国机械工程*, 2008 (04): 428–431.

PAN Y Z, AI X, TANG Z T, et al. Optimization of tool geometry and cutting parameters based on a predictive model of cutting force [J]. *China Mechanical Engineering*, 2008 (04): 428–431.

[23] DAI Y, ZHENG X, CHEN X, et al. A prediction model of milling force for aviation 7050 aluminum alloy based on improved RBF neural network [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 110 (09–10): 2493–2501.

[24] WANG J, ZOU B, LIU M, et al. Milling force prediction model based on transfer learning and neural network [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, 32 (04): 947–956.

[25] YEGANEFAR A, NIKNAM S A, ASADI R. The use of support vector machine, neural network, and regression analysis to predict and optimize surface roughness and cutting forces in milling [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 105(01–04): 951–965.

[26] JIA Z, SONG Z, FAN J, et al. Prediction of blasting fragmentation based on GWO–ELM [J]. *Shock and Vibration*, 2022, <https://doi.org/10.1155/2022/7385456>.

[27] MEHTA A, KUMAR M. Milling machine parameter optimization by Grey Wolf Optimization (GWO) [J]. *International Journal of Research in Electronics and Computer Engineering*, 2018, 6(2):1563–1567.